

エネルギーストレージを用いたキャンパスビルの電力需要平準化への モデル予測制御適用に関する一検討

小川祐紀雄[†] 長谷川 剛^{††} 村田 正幸^{†††}

[†] 室蘭工業大学 情報メディア教育センター 〒 050-8585 北海道室蘭市水元町 27-1

^{††} 大阪大学 サイバーメディアセンター 〒 560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-32

^{†††} 大阪大学 大学院情報科学研究科 〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

E-mail: [†]y-ogawa@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hasegawa@cmc.osaka-u.ac.jp, ^{†††}murata@ist.osaka-u.ac.jp

あらまし スマートシティにおける電力の安定供給のために、ビルなどの大口需要家の電力負荷を平準化することが求められている。その実現方式の一つに、蓄電池などのエネルギーストレージを用いて、電力需要の多い昼間から少ない夜間に需要負荷をシフトする方式（ピークシフト）がある。本稿では、このエネルギーストレージの充電・放電制御にモデル予測制御を適用する。まず、エネルギーストレージの制御概要を示した上で、電力コストを最小化する目的関数とエネルギーストレージの制約条件を定式化する。次いで、大学構内ビルの1時間毎の電力需要負荷実測データを用いて評価を行う。その結果、ピークシフトを行うためには、1日周期で変動する電力需要に対して、予測区間を1.5日程度以上にすることが必要であること、予測区間を広げると予測誤差の影響が大きくなるが、最大電力に関するコストを8割程度まで削減できることを示す。

キーワード エネルギーストレージ、ピークシフト、モデル予測制御

A Study of Applying Model Predictive Control to Peak Shaving Using Energy Storage at Campus Buildings

Yukio OGAWA[†], Go HASEGAWA^{††}, and Masayuki MURATA^{†††}

[†] Center for Multimedia Aided Education, Muroran Institute of Technology

^{††} Cybermedia Center, Osaka University

^{†††} Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

E-mail: [†]y-ogawa@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hasegawa@cmc.osaka-u.ac.jp, ^{†††}murata@ist.osaka-u.ac.jp

Abstract In smart cities, flattening peak demands in residential buildings is needed for providing stable power supplies. An effective approach for this is load shifting from day time to night time with energy storage. In this paper, we apply model predictive control to charge or discharge the energy storage in time slots. We first describe an overview of control procedures for the energy storage, and formulate the problem of minimizing electricity cost and constraints for limiting the capacity and power of the energy storage. We then evaluate the electricity cost saving for campus buildings. We use demand trace data collected every hour from actual campus buildings. The results indicate that more than one and a half day-long prediction horizon is needed for flattening peak demands which change on a daily basis. Although longer prediction horizon results in enlarging prediction errors, our evaluations show that the electricity cost related to the peak power draw is reduced to about 80% of the existing cost.

Key words energy storage, peak shaving, model predictive control

1. はじめに

スマートシティとは、情報システム・ネットワーク技術を用いて都市の生活基盤を改善しようとするコンセプトであり、中

でも電気エネルギー基盤の最適化は重要課題の一つである [1]。電気エネルギーは大量には貯蔵ができないため、電力需要のピーク値を提供できる発電設備を設ける必要があった。そのため、需要ピーク時に、供給側が電力供給を増やすだけでなく、

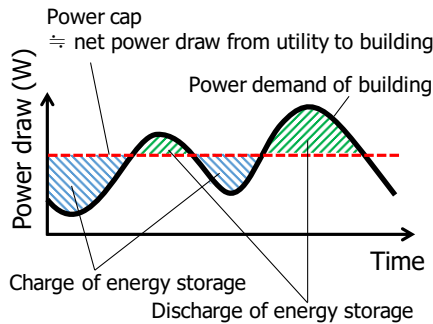


図1 電力需要の平準化

需要側が電力負荷を減らす需要応答（デマンドレスポンス）が導入されている。このような考えに沿って、電力会社は、使用された電力量に比例したコストに加え、過去一定期間の最大電力需要に比例したコストを課金する料金体系としたり、需要の多い昼間に対して需要の少ない夜間の料金を下げるといった時間帯別料金体系としたりすることで、利用者にピーク値を下げるインセンティブを与えている [2]。そのため、電力需要の負荷平準化は、電力会社にとって発電設備の利用率を高めるだけでなく、利用者にとっても電気料金を低減できるという利点がある。電気エネルギー消費の70%をビルが占めることから [3]、本稿ではビルを評価対象として、利用者からの制御により系統電力（電気会社から供給される電力）に与える電力負荷を平準化し、電力コストを低減することを目的とする。この負荷平準化のための代表的な方式として、蓄電池のようなエネルギーストレージを用いて、需要の多い昼間などの時間帯から需要の少ない夜間などの時間帯へ負荷をシフトする方式があり [4]（図1）、本稿もこの方式を採用する。

エネルギーストレージの充電・放電制御による電力コスト削減手法は、エネルギーストレージを含む電力供給側システムの制御のみを行う手法と、それと同時に電力負荷を与える電力需要側システムの制御を行う手法の二つに大別できる。これらの手法は、データセンタを対象として広く研究されているが、前者の例として、電力負荷を線形近似で推定し、分散UPS（Uninterruptible Power Supply、無停電電源装置）を制御する手法 [5]、需要負荷のピーク形状推定して低減を図ると同時に、レギュレーションサービス（電力会社からの要請に従い系統電力への需要供給を増減させること）への対応も最適化する手法 [6] が提案されている。さらに、需要負荷ピーク値低減、電力バックアップ、レギュレーションサービス、再生エネルギー統合を同時に行う場合の最適ストレージデバイスの評価 [7]、マルコフ決定過程を用いたエネルギーストレージの充電過不足によるコスト変動の評価 [8] が行われている。また、後者の例として、エネルギーストレージの制御に加えサーバへのタスク割り当てを同時に行う手法 [9]、電力卸売市場下の複数データセンタを対象に、リアプノフ関数に基づき処理要求の分散、サーバのサイジング、バッテリー制御を行う手法 [10] が提案されている。

一方、ビルや住宅を対象とした前者の例として、リアルタイム価格を前提とし、電力需要を既知としてエネルギーストレ

ージを制御する手法 [11]、電力の上限値を設定し、それ以上と以下の二値の価格設定で平準化を実現する手法 [12] が提案されている。また、後者の例として、ビルを含むマイクログリッドにおいてHVAC（Heating, Ventilation, and Air Conditioning、暖房・換気・空調）の制御を同時に行い、HVACの操作コストを削減する手法 [13]、さらに、電気自動車の充電も同時にスケジューリングする手法 [14] が提案されている。

以上の後者の手法では、電力の供給と同時に需要の制御も行うのに対し、前者の手法では、電力需要が既知でなければ、予測しながら電力供給を制御することが必要になる。本稿は、前者の手法の検討に該当し、電力供給制御にモデル予測制御 [15] を適用する。これにより、需要予測とエネルギーストレージの制御量の決定をタイムスロット毎に繰り返し行い、予測誤差の影響で実際には制御量が最適ではなかった場合もその影響を取り込みながら次の制御量を決定することができる。モデル予測制御は、従来、後者の手法、特にHVACの制御に適用されることが多く [14]、この場合、温度調整を行うことで電力需要を調整している。一方、本稿は前者の手法であり、電力需要の調整は対象外である。そのため、前者の手法に比較してより需要予測誤差の影響が現れやすく、その評価が必要である。

エネルギーストレージについて、従来研究では、利用者が自組織の基盤設備に組み込む構成を前提としていたが、電力グリッド経由の時間課金のサービスとして利用する構成（Energy Storage as a Service）も提供されつつある [16]。本稿では、そのような新しいサービス形態を想定しつつ、エネルギーストレージの制御方式を検討する。まず、系統電力、エネルギーストレージ、ビル間の電力の流れをと、モデル予測制御に基づくエネルギーストレージの制御概要を説明する。そして、モデル予測制御における最適化問題として、利用者の観点からの電力コストを最小化する目的関数、エネルギーストレージの制約条件を定式化する。次いで、3500人規模の大学における構内ビルの電力消費トレースデータを用いて電力コストのシミュレーションを行い、需要負荷平準化によるコスト削減効果を評価する。

以下、2.章でエネルギーストレージ制御のための定式化を行い、3.章でその評価を行う。そして、4.章で関連研究に言及した後、最後に5.章で本稿のまとめと課題を述べる。

2. エネルギーストレージの制御モデル

現在の時刻 t とし、そのときのタイムスロットをタイムスロット t と呼ぶ。エネルギーストレージの制御、ビルが消費する電力コストを記述するための変数および定数を表1にまとめ、以下の節にて制御モデルを説明する。なお、タイムスロット t において変数 $x(t)$ を定義したとき、タイムスロット t から k タイムスロット先の予測値を $x(t+k|t)$ と表記する。

2.1 エネルギーストレージの構成と制御の概要

図2に示すように、系統電力からビルに電力が供給されている中間点にエネルギーストレージが接続されている構成とする。タイムスロット t においてエネルギーストレージに充電または放電される電力を $x(t)$ とする。充電時は $x(t) < 0$ 、放電時は $x(t) \geq 0$ とする。ビルが消費する電力 $d(t)$ は、系統電力

表 1 変数および定数の定義

記号	定義
τ	一つのタイムスロットの時間幅 (h)
$d(t)$	タイムスロット t においてビルで消費される電力 (W)
$u(t)$	タイムスロット t において系統電力から供給される電力 (W)
$y(t)$	タイムスロット $t-w$ からタイムスロット t の間で系統電力から供給される電力の最大値 (W) (w : 最大電力を求める際のウィンドウ幅)
$x(t)$	タイムスロット t におけるエネルギーストレージへ/からの充電/放電電力 ($x(t) \geq 0$: 放電, $x(t) < 0$: 充電) (W)
$e(t)$	タイムスロット t においてエネルギーストレージに蓄積された電力量 (Wh)
P	エネルギーストレージへ/から電力を充電/放電するときの最大電力 (W)
E	エネルギーストレージに充電可能な最大電力量 (Wh)
η	エネルギーストレージのエネルギー効率 (充電/放電効率)
α	系統電力の単位電力量あたりのコスト (¥/Wh)
β	系統電力の単位電力あたりのコスト (¥/W)
γ	エネルギーストレージに/から電力を充電/放電する単位電力量あたりのコスト (¥/Wh)

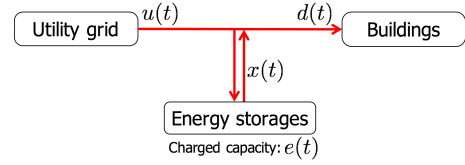


図 2 系統電力、エネルギーストレージ、ビルとの間の電力の流れ

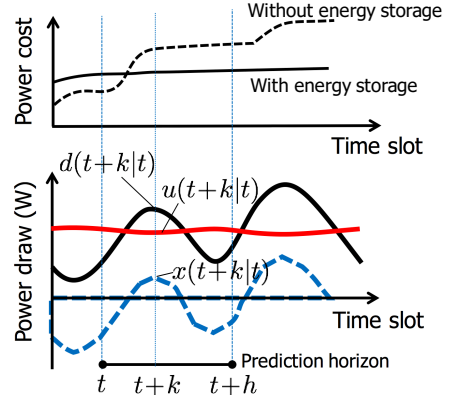


図 3 エネルギーストレージを用いた系統電力の平準化

から供給される電力 $u(t)$ とエネルギーストレージからの充電/放電電力 $x(t)$ の合計に等しくなる。

$$d(t) = u(t) + x(t) \quad (1)$$

モデル予測制御を適用し、現在から将来に向かってビルの電力需要 $d(t)$ の変動を予測しつつ、系統電力からの供給電力 $u(t)$ を平準化するようにエネルギーストレージの制御量 $x(t)$ を決定する (図 3)。具体的には、以下の手順を繰り返す。

(step 1) タイムスロット $t+1$ から $t+h$ までを予測区間とし、ビルの電力需要予測値 $d(t+k|t)$ ($k=1, \dots, h$) を算出する。

(step 2) 予測区間において、電力需要予測値 $d(t+k|t)$ に対して、どうエネルギーストレージの充電/放電電力 $x(t+k|t)$ を与えれば、系統電力からの供給電力 $u(t+k|t)$ が平準化され、全電力コストが最小化されるか、に関する最適化問題を解く。

(step 3) タイムスロット $t+1$ のエネルギーストレージの制御量 $x(t+1)$ を確定し、タイムスロット $t+1$ をタイムスロット t と置き直して (step 1) に戻る。

2.2 電力コストに着目した目的関数

前節 (step 2) の最適化問題における目的関数について説明する。目的関数を、ビルが必要とする全電力のコストとし、系統電力のコストとエネルギーストレージに関するコストの和とする。なお、エネルギーストレージの制御は自動化されていると仮定して、その制御コストは考えない。

Objective: minimize

$$\sum_{k=1}^h \alpha \tau u(t+k|t) + \beta y(t+k|t) + \gamma \tau |x(t+k|t)| \quad (2)$$

$$y(t+k|t) = \max\{u(t+k-w), \dots, u(t), u(t+1|t), \dots, u(t+k|t)\} \quad (3)$$

目的関数 (2) の第一項と第二項はそれぞれ系統電力から使用し

た電力量に関するコストと最大電力に関するコスト [2] に相当する。第三項に関して、本稿では、エネルギーストレージは、リチウムイオン電池などの二次電池の集合体とする [17]。このような二次電池は、充放電を繰り返すことにより劣化していくため、充電または放電した電力量に基づく料金とする [6,8]。第一項と第二項の和である系統電力に係るコストと、第三項のエネルギーストレージに係るコストはトレードオフの関係にあり、系統電力のコストを下げるため平準化するほど、エネルギーストレージのコストが必要となる。

2.3 エネルギーストレージの制約条件

2.1 節 (step 2) の制約条件について説明する。エネルギーストレージは、一つのタイムスロットでは、充電または放電のいずれか一方の操作を行うとし、タイムスロット $t+k$ での電力 $x(t+k|t)$ と電力量 $e(t+k|t)$ に関する制約を次のように定める。

Subject to:

$$e(t+k|t) = e(t+k-1|t) - \tau x(t+k|t) \quad (4)$$

$$0 \leq e(t+k|t) \leq E \quad (5)$$

$$-x(t+k|t) \leq \min \left\{ P, \frac{E - e(t+k-1|t)}{\tau} \right\} \quad (6)$$

$$x(t+k|t) \leq \min \left\{ P, \frac{\eta e(t+k-1|t)}{\tau} \right\} \quad (7)$$

式 (4) は、エネルギーストレージに蓄積されている電力量と入出力電力の関係を示す。式 (5) は、蓄積されている電力量は、エネルギーストレージの容量以下であることを示す。式 (6) は、充電時の入力電力は、最大電力とエネルギーストレージ空き容量以下であることを示す。式 (7) は、放電時の出力電力が、最大電力とエネルギーストレージ容量以下であることを示す。

2.4 電力需要の予測

k ($k > 0$) タイムスロット先の電力需要の予測値 $d(t+k|t)$ の算出には、季節変動(周期性)を考慮した ARIMA(自己回帰和分移動平均)モデル [18] を適用する。ラグ演算子 B を $Bd(t) = d(t-1)$ と定義して、 $D(t) = (1-B)^m(1-B^s)^n d(t)$ と置き換え、 $d(t)$ に対し m 階差分演算および n 階季節差分演算を行い定常化させた時系列 $D(t)$ を定める。 s は周期変動の期間である。系列 $D(t)$ は、過去のデータと誤差の多項式として次のように表される

$$D(t) = \sum_{i=1}^p \phi_i B^i D(t) + (1 + \sum_{j=1}^q \theta_j B^j) \epsilon(t) \quad (8)$$

右辺第一項は p 次自己回帰過程、第二項は q 次移動平均過程を表し、 ϕ_i, θ_j は係数である。 $\epsilon(t)$ は誤差項であり、 $\epsilon(t) \sim N(0, \sigma^2)$ に従う白色雑音である。モデルの次数や係数は、過去 T 個の観測値 $D(t-T+1), \dots, D(t)$ に対し、最尤推定および赤池情報量基準 (AIC) を適用することにより求める。1 タイムスロット先の予測値 $D(t+1|t)$ は、式 (8) において t を $t+1$ と置き換え、誤差項予測値 $\epsilon(t+1|t) = 0$ とし、観測された値および誤差を代入することで計算できる。 $D(t+1)$ の分布は $N(D(t+1|t), \sigma^2)$ に従う。以降、 $D(t+2|t), D(t+3|t)$ と逐次計算を繰り返す。 $D(t+k)$ を $D(t+k) = \sum_{t'=0}^{\infty} \psi(t') \epsilon(t+k-t')$ ($\psi(t')$ は観測値より算出されるパラメータ [19]。 $\psi(0) = 1$) と表した時、 $D(t+k)$ の分布は、 $N(D(t+k|t), \sigma^2 \sum_{t'=0}^{k-1} \{\psi(t')\}^2)$ に従う。

3. 評価

3.1 評価手法

2. 章で定義した最適化問題は、非線形計画問題であり、最適解を求めるために数値解析ライブラリ [20] を用いて逐次二次計画法を適用する。数値解析プログラムに与える初期値 ($x_{\text{initial}}(t+k|t)$) には、エネルギーストレージに係るコストを無視し、エネルギーストレージの蓄積された電力量 $e(t)$ を全て放電しつつ、消費電力 $u(t)$ をフラットにして負荷レベル下げたときの値を与える。

$$x_{\text{initial}}(t+k|t) = d(t+k|t) - u_{\text{min}}(t) \quad (9)$$

$$u_{\text{min}}(t) = \frac{\tau \sum_{k=1}^h d(t+k|t) - e(t)}{\tau h} \quad (10)$$

3.2 条件設定

a) データセット

3500 人規模の大学における二つのビル (キャンパスビル 1 (Bldg1 と記す)、同 3 (Bldg3 と記す)) を対象として、各ビルの 2016 年 10 月 8 日から 2017 年 1 月 6 日までの 3 ヶ月間の消費電力量のトレースデータを利用した。データ測定間隔は 1 時間であり、タイムスロットの時間幅 τ も 1 時間とした。

b) 電力制御・コストに関する定数

系統電力に関するコストについては、電力会社の料金体系 [2] を参考にし、単位電力量あたりの料金を $\alpha = 18.12$ (¥/kWh)、単位電力あたりの料金を $\beta = 1836 \div (30 \times 24) = 2.55$ (¥/kW per hour) と設定した。また、目的関数 (2) 第二項のウィンド

ウ幅は $w = 24$ (h) とした。電力会社の料金体系では w は一年だが [2]、ウィンドウ幅が長いと一旦大きな電力を利用するとその後は平滑化作用が働かなくなる。そこで、本稿では短いウィンドウ幅に設定し、平滑化の評価をしやすいようにした。

エネルギーストレージについては、代表的な業務用エネルギーストレージ (Tesla Inc., Powerpack : 最高出力 50kW、エネルギー容量 210kW、充放電効率 88% [17]、10 年保証、単価 \$89,000 [21]) を、複数接続する構成としてスペックを設定し、充電/放電最大電力について $P = 100$ (kW)、充電可能な最大電力量について $E = 2100$ (kWh)、エネルギー効率について $\eta = 0.88$ 、単位電力量あたりの料金は $\gamma = 0.5$ または $\gamma = 1.1$ (¥/kWh) とした。 γ 値は、為替レート \$1 = ¥110、一利用者につき平均で 10 年間に Powerpack が 1 個または 2 個消耗されると仮定して算出した。 γ に関して、負荷平準化が作用するためには、 $\beta > (1 + \frac{1}{\eta})\gamma$ が成立する必要がある。

なお、系統電力では、昼間 (電力ピーク時間帯) より夜間の料金を低くする時間別料金も設定しているが、本稿では評価対象としなかった。このような時間帯別料金の場合、低料金の時間帯にピークがが発生することがあり、需要負荷を平準化するという観点からは離れるためである。

c) 電力需要の予測値

各キャンパスビルの電力需要 $d(t)$ の季節変動周期を 1 週間とし、電力需要に対し対数変換を行った上で、各タイムスロットにおいて前 3 週間分のデータを用いて式 (8) の (p, q) 値を求め、 k タイムスロット先の予測値 $d(t+k|t)$ を算出した。ARIMA モデルの選択では、 $0 \leq p \leq 5, 0 \leq q \leq 5$ の範囲から AIC を最小とする (p, q) を選んだ [18]。

3.3 需要変動と予測誤差

図 4 に需要変動の例を示す。キャンパスビル 1 および同 3 ともに、1 日周期で変動を繰り返している。表 2 に電力の最大値および平均値を示すが、キャンパスビル 1 は、夜間でも電力需要の減少幅が小さく、相対的に大きな平均値となっている。

表 2 評価用データの特徴

ビル種別	最大電力 (kW)	平均電力 (kW)
キャンパスビル 1 (Bldg1)	430	238
キャンパスビル 3 (Bldg3)	166	68

次に、電力需要の予測誤差分布を図 5 に示す。ここでは、 k タイムスロット先の予測値と実測値の相対誤差 $\frac{d(t+k|k) - d(t+k)}{d(t+k)}$ を評価した。キャンパスビル 3 は、同 1 より相対誤差が大きく、6 タイムスロット先から 12 タイムスロット先へと増加するに従い誤差が飽和していく。

3.4 需要負荷平準化

キャンパスビル 1 を例にとり、図 6 に需要負荷が平準化される様子を示す。図 6 は、図 4 と同日であり、予測区間 $h = 36$ (h)、エネルギーストレージ単価 $\gamma = 0.5$ の場合である。電力需要実測値 $d(t)$ 、6 タイムスロット前からの電力需要予測値 $d(t|t-6)$ 、系統電力からの供給電力 $u(t)$ プロットしている。

次に平準化による電力コスト削減効果を、図 7 に示す。図

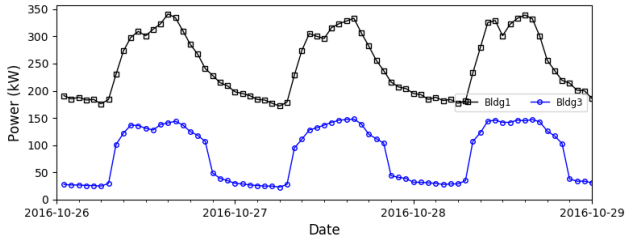


図4 キャンパスビル1と3の電力需要の例

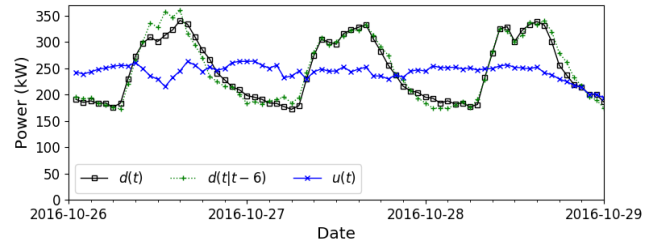


図6 キャンパスビル1の電力需要負荷平準化の例

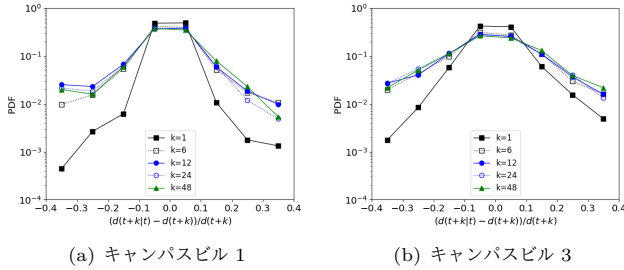


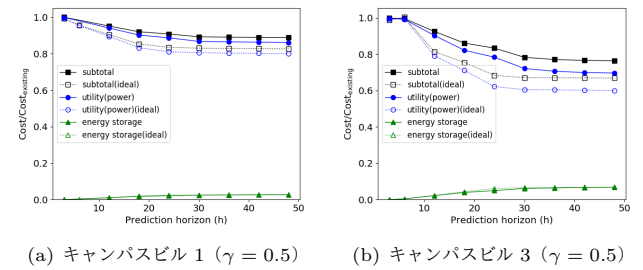
図5 電力需要の相対予測誤差分布

7では、横軸に予測区間幅をとり、縦軸に使用最大電力に応じたコスト（目的関数(2)第二項、utility(power)と記す）とエネルギーストレージのコスト（目的関数(2)第三項、energy storageと記す）とそれらの小計(subtotalと記す)について、エネルギーストレージ未使用時のコストに対する比率をプロットした。また、将来の電力需要が既知である場合をidealとして追記した。なお、使用量に応じたコスト（目的関数(2)第一項）は、平準化により変化しないため表示していない。

電力コストの削減度合いは、電力需要のピークと平均値の比率に依存する。キャンパスビル3は、同1との比較において電力平均値の割合が小さいことから、平準化時の電力相対値が小さくなり、コスト削減の割合が大きい。また、予測区間幅 h が大きくなるほど予測誤差が増大し、さらに、キャンパスビル3は同1より h が大きな時の相対誤差が大きい(図5参照)。そのため、予測区間幅 h が大きくなるほどidealとの差が大きくなり、また、このことはキャンパスビル3でより顕著である。

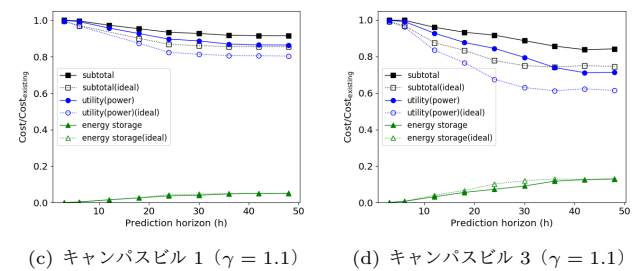
さらに、負荷平準化度合いとその結果としてのコスト削減度合いは予測区間の幅 h に大きく影響を受ける。予測区間幅 h が小さいと、区間内に需要変動が入りきらず平滑化作用が働かないためである。したがって、予測区間は、需要変動を取り込めるだけの幅を持つ必要があるが、さらに、その幅の設定はエネルギーストレージ単価 γ と関係する。予測区間幅 h が小さいとエネルギーストレージの充電・放電のために発生するコストと比較して、系統電力の最大値に依存するコストの削減量が小さくなりうる。そのため、より大きな γ 値を用いて平滑化する場合は、予測区間の幅 h を大きくして制御を行うことが必要になる。ただ、このとき誤差の影響も大きくなり、エネルギーストレージコストも増加するため、削減効果が小さくなる。

以上、本稿の評価条件では、1日周期で変動する需要に対し十分な平滑化効果を得るためには、予測区間の幅は1.5日程度以上必要であり、最大電力に応じたコストを、キャンパスビル1では9割程度まで、キャンパスビル3では8割程度まで削減



(a) キャンパスビル1 ($\gamma = 0.5$)

(b) キャンパスビル3 ($\gamma = 0.5$)



(c) キャンパスビル1 ($\gamma = 1.1$)

(d) キャンパスビル3 ($\gamma = 1.1$)

図7 電力あたりの料金の削減効果

できることを確認した。

4. 関連研究

本稿では、電力需要者から電力システムを制御するという観点での電力制御を取り上げたが、電力システムと情報システム(制御システム含む)は、前者が後者から制御され、かつ、需要負荷を与えられ、一方、後者が前者から電力を供給されるという相互依存の関係にある[22]。近年、再生エネルギーの導入により電力需給調整が複雑化する中、電力供給者はスマートグリッドと呼ばれる電力システム制御の高度化を進めており、例えば、制御ネットワークの遅延を考慮した電力制御システムの電力安定化(周波数調整)方式が提案されている[23]。同時に、電力需要側である情報システムからのアプローチとして、データセンタやビルの電力消費の50%はHVACによることから[24]、データセンタでの処理負荷と熱拡散の制御[25]ビルでの天候の考慮と温度調整[26]を行い、HVACといった実世界の生活基盤の運用最適化を図っている。

情報システムでは、Energy-proportional computingという電力消費モデルが導入されている[27]。これは、処理負荷がない状態の電力消費を0に近づけ、処理負荷の増加に比例させて電力消費を増加させるモデルである。このモデルを、ビルに適用したEnergy-proportional buildingが提唱されている[28]。利用者の不在時にビルの電力消費を0に近づける試みであり、キャンパスビル1のようなビルに対して特に重要である。

5. おわりに

本稿では、キャンパスビルを対象に、エネルギーストレージを用いて系統電力への電力負荷の平準化を行うために、モデル予測制御を適用して定式化を行い、実環境のトレースデータを用いて評価を行った。その結果、需要の変動に対して、モデル予測制御における予測区間が十分な大きさを持つことが必要であり、本稿の評価条件では、1日周期で変動する需要に対して、予測区間の幅が1.5日以上必要であることを示した。また、予測区間幅を大きくすると予測誤差の影響を受けて平滑化によるコスト削減効果が鈍るものの、最大電力に応じたコストを最大8割程度まで削減可能なことを確認した。

予測区間幅に対して一タイムスロットの幅が小さいと、予測区間を大きくとったときのタイムスロット数が増え、予測誤差が広がる可能性がある。そこで、今後の課題として、需要変動周期に対して最適な予測区間幅および一タイムスロット幅の決定方法が挙げられる。また、本稿の評価でコスト削減効果が8割程度にとどまるのは、夜間などの人が少ない時間帯でも電力需要が減らないことが原因である。需要を削減しEnergy-proportional buildingを実現するためには、電力供給側からの制御に加え、電力需要側からも制御を行う必要がある。

文 献

- [1] R. Khatoun and S. Zeadally, "Smart cities: Concepts, architectures, research opportunities," *Commun. ACM*, vol.59, no.8, pp.46–57, July 2016.
- [2] 北海道電力株式会社, "料金メニュー" <http://www.hepco.co.jp/business/price/ratemenu/ratemenu.html>. accessed Feb. 4, 2018.
- [3] USGBC Research Committee, "A national green building research agenda." <https://www.usgbc.org/Docs/Archive/General/Docs3402.pdf>, Nov. 2007. revised Feb., 2008, accessed Feb. 4, 2018.
- [4] B. Aksanli, "Data center peak power management with energy storage devices," *IEEE Internet Computing*, vol.21, no.4, pp.26–33, 2017.
- [5] V. Kontorinis, L.E. Zhang, B. Aksanli, J. Sampson, H. Homayoun, E. Pettis, D.M. Tullsen, and T.S. Rosling, "Managing distributed UPS energy for effective power capping in data centers," 2012 39th Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA), pp.488–499, June 2012.
- [6] Y. Shi, B. Xu, B. Zhang, and D. Wang, "Leveraging energy storage to optimize data center electricity cost in emerging power markets," *Proceedings of the Seventh International Conference on Future Energy Systems, e-Energy '16*, pp.18:1–18:13, June 2016.
- [7] I. Narayanan, D. Wang, A. a. Mamun, A. Sivasubramaniam, H.K. Fathy, and S. James, "Evaluating energy storage for a multitude of uses in the datacenter," 2017 IEEE International Symposium on Workload Characterization (IISWC), pp.12–21, Oct 2017.
- [8] N. Nasiriani, G. Kesidis, and D. Wang, "Optimal peak shaving using batteries at datacenters: Characterizing the risks and benefits," 2017 IEEE 25th International Symposium on Modeling, Analysis, and Simulation of Computer and Telecommunication Systems (MASCOTS), pp.164–174, Sept 2017.
- [9] M. Dabbagh, B. Hamdaoui, A. Rayes, and M. Guizani, "Shaving data center power demand peaks through energy storage and workload shifting control," *IEEE Transactions on Cloud Computing*, vol.PP, no.99, pp.1–1, Aug. 2017.
- [10] Y. Guo and Y. Fang, "Electricity cost saving strategy in data centers by using energy storage," *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol.24, no.6, pp.1149–1160, June 2013.
- [11] P.M. van de Ven, N. Hegde, L. Massoulié, and T. Salonidis, "Optimal control of end-user energy storage," eprint arXiv:1203.1891, Dec. 2012.
- [12] D. Irwin, S. Iyengar, S. Lee, A. Mishra, P. Shenoy, and Y. Xu, "Enabling distributed energy storage by incentivizing small load shifts," *ACM Trans. Cyber-Phys. Syst.*, vol.1, no.2, pp.10:1–10:30, Feb. 2017.
- [13] M. Gulín, A. Martinčević, V. Lešić, and M. Vašák, "Multi-level optimal control of a microgrid-supplied cooling system in a building," 2016 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe), pp.1–6, Oct 2016.
- [14] T. Wei, Q. Zhu, and M. Maasoumy, "Co-scheduling of HVAC control, ev charging and battery usage for building energy efficiency," *Proceedings of the 2014 IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design, ICCAD '14*, pp.191–196, Nov. 2014.
- [15] E.F. Camacho and C.B. Alba, *Model Predictive Control*, 2 ed., Springer-Verlag London, 2007.
- [16] Metering & Smart Energy International, "Energy storage as a service." https://www.metering.com/magazine_articles/energy-storage-as-a-service/, Nov. 2017. accessed Feb. 4, 2018.
- [17] Tesla, Inc., "Powerpack." <https://www.tesla.com/powerpack>. accessed Feb. 4, 2018.
- [18] R.J. Hyndman and G. Athanasopoulos, "Forecasting: principles and practice." <https://www.otexts.org/book/fpp>. accessed May 10, 2015.
- [19] P.J. Brockwell and R.A. Davis, *Time Series: Theory and Methods*, Springer-Verlag New York, Inc., 1986.
- [20] Scipy.Org, "Optimization (scipy.optimize)." <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/tutorial/optimize.html>. accessed Feb. 4, 2018.
- [21] Electrek, "Tesla slashes price of the powerpack system by another 10new generation." <https://electrek.co/2016/11/14/tesla-powerpack-2-price/>, Nov. 2016. accessed Feb. 4, 2018.
- [22] G. D'Agostino and A. Scala, *Networks of Networks: The Last Frontier of Complexity*, Springer Publishing Company, Incorporated, Jan. 2014.
- [23] J. Schiffer, F. Dörfler, and E. Fridman, "Robustness of distributed averaging control in power systems: Time delays & dynamic communication topology," eprint arXiv:1607.07743, July 2016.
- [24] U.S. Department of Energy, "Buildings energy data book." <https://catalog.data.gov/dataset/buildings-energy-data-book-6d4d2>, March 2012. accessed Feb. 4, 2018.
- [25] M. Skach, M. Aurora, C.H. Hsu, Q. Li, D. Tullsen, L. Tang, and J. Mars, "Thermal time shifting: Decreasing datacenter cooling costs with phase change materials," *IEEE Internet Computing*, vol.PP, no.99, pp.1–1, 2017.
- [26] A. Jain, R. Mangharam, and M. Behl, "Data predictive control for peak power reduction," *Proceedings of the 3rd ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Built Environments, BuildSys '16*, pp.109–118, Nov. 2016.
- [27] R. Sen and D.A. Wood, "Energy-proportional computing: A new definition," *Computer*, vol.50, no.8, pp.26–33, 2017.
- [28] J. Pan, R. Jain, P. Biswas, W. Wang, S. Addepalli, and S. Paul, "Toward an energy-proportional building prospect: Evaluation and analysis of the energy consumption in a green building testbed," 2013 IEEE Energytech, pp.1–6, May 2013.